



### **Course Contents**

- 1 Konsep Dasar
- Tahapan Proses Klasterisasi
- Ukuran Kemiripan Data
- 4 Algoritma Klasterisasi



- Klusterisasi Data, atau Data Clustering (atau Clustering), juga disebut sebagai analisis klaster, analisis segmentasi, analisis taxonomi, atau unsupervised classification
- Metode yang digunakan untuk membangun grup dari objek-objek, atau klaster-klaster, dimana objek-objek dalam satu kluster tertentu memiliki kesamaan ciri yang tinggi dan objek-objek pada kluster yang berbeda memiliki kesamaan ciri yang rendah



- Tujuan dari klasterisasi data adalah mengelompokkan data yang memiliki kesamaan ciri dan memisahkan data ke dalam klaster yang berbeda untuk objek-objek yang memiliki ciri yang berbeda
- Berbeda dengan klasifikasi, yang memiliki klas yang telah didefinisikan sebelumnya. Dalam klasterisasi, klaster akan terbentuk sendiri berdasarkan ciri objek yang dimiliki dan kriteria pengelompokan yang telah ditentukan.



- Untuk menunjukkan klasterisasi dari sekumpulan data, suatu kriteria pengelompokan haruslah ditentukan sebelumnya.
- Perbedaan kriteria pengelompokan akan memberikan dampak perbedaan klaster juga



 Dua klaster dengan kriteria "How mammals bear their progeny"

> Blue shark, sheep, cat, dog

Lizard, sparrow, viper, seagull, gold fish, frog, red mullet

Dua klaster dengan kriteria "Existence of lungs"

Gold fish, red mullet, blue shark Sheep, sparrow, dog, cat, seagull, lizard, frog, viper



- Feature Selection
  - Penentuan informasi fitur yang digunakan
- 2. Proximity Measure
  - Tahap kuantifikasi item kemiripan data
- 3. Clustering Criterion
  - Penentuan fungsi pembobotan / tipe aturan
- 4. Clustering Algorithm
  - Metode klaster berdasarkan ukuran kemiripan data dan kriteria klasterisasi
- 5. Validation of the Result
- 6. Interpretation of the Result



- Kemiripan data memiliki peranan yang sangat penting dalam proses analisis klaster
- Pada berbagai literatur tentang clustering, ukuran kemiripan (similarity measures), koefisien kemiripan (similarity coefficients), ukuran ketidakmiripan (dissimilarity measures), atau jarak (distances) digunakan untuk mendeskripsikan nilai kuantitatif dari kemiripan atau ketidakmiripan dari dua titik atau dua klaster

- Koefisien kemiripan data mengindikasikan kekuatan hubungan antar dua data
- Semakin banyak kemiripan satu sama lain, semakin besar koefisien kesamaan
- Misal x = (x<sub>1</sub>,x<sub>2</sub>,...,x<sub>d</sub>) dan y = (y<sub>1</sub>,y<sub>2</sub>,...,y<sub>d</sub>) dua data titik pada d-dimensi. Koefisien kemiripan data antara x dan y merupakan fungsi jarak dari nilai atribut-atribut nya

$$s(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = s(x_1, x_2, \dots, x_d, y_1, y_2, \dots, y_d).$$

# **Proximity Measure**

- Pemilihan jarak pada aplikasi clustering adalah sangat penting, dan pilihan yang terbaik sering diperoleh melalui pengalaman, kemampuan, pengetahuan, dan keberuntungan.
- Pengukuran Data
  - Numerik
    - Euclidean Distance
    - Manhattan Distance
    - Maximum Distance
  - Kategorikal
    - Simple Matching Distance

- Minkowski Distance
- Mahalanobis Distance
- Average Distance

## **Euclidean Distance**

- Euclidean distance merupakan pengukuran jarak yang paling umum digunakan pada data numerik.
- Untuk dua data titik x dan y dalam d-ruang dimensi, Euclidean distance antara titik tersebut didefinisikan sebagai berikut :

$$d_{euc}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left[\sum_{j=1}^{d} (x_j - y_j)^2\right]^{\frac{1}{2}} = \left[(\mathbf{x} - \mathbf{y})(\mathbf{x} - \mathbf{y})^T\right]^{\frac{1}{2}}$$

dimana x<sub>j</sub> dan y<sub>j</sub> masing-masing adalah nilai dari atribut ke-j dari x dan y

- Manhattan distance disebut juga sebagai "city block distance" merupakan jumlah jarak dari semua attribute.
- Untuk dua data titik x dan y dalam d-ruang dimensi, Manhattan distance antara titik tersebut didefinisikan sebagai berikut :

$$d_{man}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{k=1}^{d} |x_j - y_j|.$$

- Maximum distance disebut juga sebagai "sup distance". Didefinisikan sebagai nilai maximum dari jarak atribut-atribut nya
- Untuk dua data titik x dan y dalam d-ruang dimensi, Maximum distance antara titik tersebut didefinisikan sebagai berikut :

$$d_{max}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \max_{1 \le k \le d} |x_j - y_j|.$$

 Euclidean distance, Manhattan distance, dan maximum distance merupakan tiga kasus khusus dari Minkowski distance yang didefinisikan sebagai berikut :

$$d_{min}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left(\sum_{j=1}^{d} |x_j - y_j|^r\right)^{\frac{1}{r}}, \quad r \ge 1.$$

r disebut sebagai order dari Minkowski distance. Jika r = 2, 1, and ∞, maka formulasi jarak tersebut masingmasing adalah Euclidean distance, Manhattan distance, and maximum distance

- Mahalanobis distance dapat mengurangi distorsi (penyimpangan) jarak yang disebabkan oleh kombinasi linier dari atribut.
- Mahalanobis distance didefinisikan sebagai berikut:

 $d_{mah}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{y})\Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{y})^T},$ 

dimana ∑ adalah matriks covariance dari data. Oleh sebab itu, jarak ini mengaplikasikan skema bobot terhadap data

- Dua titik data dalam Euclidean distance tanpa nilai attribute biasanya memiliki jarak lebih kecil daripada pasangan data yang mengandung nilai.
- Pada kasus tersebut, average distance dikembangkan untuk mengatasinya

$$d_{ave}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left(\frac{1}{d} \sum_{j=1}^{d} (x_j - y_j)^2\right)^{\frac{1}{2}}.$$

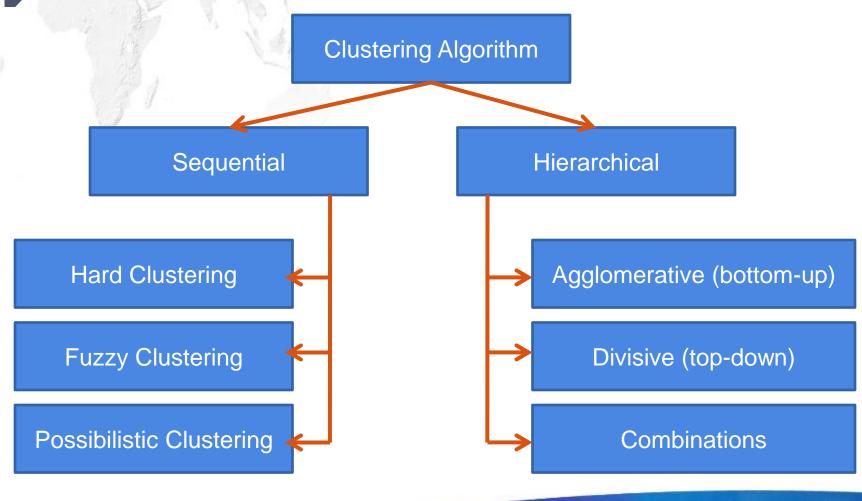
 Average distance merupakan hasil modifikasi dari Euclidean distance

## **Simple Matching Distance**

- Misal x dan y dua objek data kategorikal dideskripsikan oleh d atribut kategorikal. Maka pengukuran kemiripan antara x dan y menggunakan simple matching distance didefiniskan oleh:  $d_{sim}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{d} \delta(x_i, y_i).$



#### **Clustering Algorithm**





- Sequential: merupakan single clustering. One or few sequential passes on the data.
- Hierarchical: merupakan sekuen dari nested clusterings.
- Hard clustering: setiap titik data merupakan anggota dari satu klaster secara eksklusif
- Fuzzy clustering: setiap titik data merupakan anggota lebih dari satu klaster secara simultan
- Possibilistic clustering: klasterisasi yang didasarkan pada possibility suatu titik data terhadap klaster



- Hard Clustering
  - Basic hard clustering algorithms (e.g., k-means)
  - k-medoids algorithms
  - Mixture decomposition
  - Branch and bound
  - Simulated annealing
  - Deterministic annealing
  - Boundary detection
  - Mode seeking
  - Genetic clustering algorithms



- Fuzzy Clustering
  - Fuzzy k-means
  - Fuzzy k-modes
  - Fuzzy c-means



#### **Hierarchical Clustering Algorithm**

- Agglomerative Hierarchical
  - Graph method
    - Single-link method
    - Complete-link method
    - Group average method
    - Weighted group average method
  - Geometric method
    - Ward's method
    - Centroid method
    - Median method
- Divisive Hierarchical → kebalikan dari agglomerative

